

# Medición de riesgo de crédito de una cartera de clientes en un mercado eléctrico.

**Juan Carlos Arce Balcázar**<sup>1</sup>  
*jarcebalcazar@gmail.com*

**Yhon Fredy Giraldo Flórez**<sup>2</sup>  
*yhongiraldo@gmail.com*

**Alfredo Trespalacios Carrasquilla**<sup>3</sup>  
*alfredo.trespalacios@gmail.com*

## **Resumen**

EMEESA es una empresa generadora, distribuidora y comercializadora de energía en el mercado eléctrico colombiano, la cual brinda el servicio de energía a diferentes poblaciones del departamento del Cauca. Las condiciones socioeconómicas de éste han elevado la frecuencia de impago a la empresa. En este sentido, en el presente trabajo se establecen los factores que determinan esta condición, lo que sirve de base para la generación de estrategias que fortalezcan el esquema comercial a partir de la información disponible. Se propone así la elaboración de un modelo logístico para estimar la probabilidad de incumplimiento de cada cliente y, a través del modelo Montecarlo, obtener una aproximación de las pérdidas esperadas para la compañía en lo que a cartera morosa se refiere, frente a lo cual se encuentra que el rango de consumo de energía aumenta la probabilidad de incumplimiento.

**Palabras clave:** Impago, Distribuidora, Riesgo de Pago, Regresión Logística, Variable, Modelo Econométrico, Energía Eléctrica.

## **Abstract**

EMESSA is a generator, distributor and marketing company of energy from the colombian electric market which gives the energy services for some populated downtowns of Cauca's department. The socioeconomic conditions of this department had increase the unpaynment frequency to the company. In this work, the factors which are established determines this condition. This would serve as a base for the generation of new strategies that would make an stronger comertial scheme. Through the avaliable information, it is proposed the estimation of a logistic model for estimate the unpaynment of Each user, and posteriorly, trough the

---

<sup>1</sup> Ingeniero Electricista de la Universidad Tecnológica de Pereira, Especialista en Administración Total de la Calidad y la Productividad de la Universidad del Valle, Especialista en Finanzas de la Universidad EAFIT, candidato a Magister en Administración Financiera de la Universidad EAFIT.

<sup>2</sup> Ingeniero Electricista de la Universidad del Valle, Especialista en Finanzas de la Universidad EAFIT, candidato a Magister en Administración Financiera de la Universidad EAFIT.

<sup>3</sup> Ingeniero Electricista de la Universidad Nacional de Colombia. MSc Finanzas de la Universidad EAFIT. Consultor en temas de energía, modelación financiera y riesgos. Profesor de la Maestría en Administración Financiera de la Universidad EAFIT, de la Especialización en Estadística Aplicada en la Escuela de Ingeniería de Antioquia e Ingeniería Financiera del Instituto Tecnológico Metropolitano.

montecarlo logistic model we obtain an approximation of the waited losses for the company in what delayed pursue refers. Its found that the consume range increases the unpaynment probability

**Key words:** Distributor, Payment Risk, Logistic Regretion, Variable, Econometric Model, Energy Electric.

## **1. Introducción**

El incumplimiento en el pago de servicios públicos representa un factor de impacto para las electrificadoras, siendo de gran interés para la Empresa Municipal de Energía EMMESA S.A como distribuidora del servicio de energía. Así, las empresas del sector eléctrico se enfrentan a distintos tipos de riesgo, estipulados en el documento Conpes 3714 (2011), donde se responsabiliza a las empresas prestadoras de servicios en el proceso contractual de prever las diferentes circunstancias que puedan alterar sus ingresos y, de esta manera, tomar las medidas correspondientes.

En este sentido, el propósito del presente artículo es definir aquellos sectores de consumidores, dentro de la clasificación de usuarios residenciales, que representan mayor probabilidad de impago, utilizando como herramienta modelos econométricos que permiten, a través de variables socioeconómicas, identificar su comportamiento en los diferentes periodos de recaudo histórico.

Los fundamentos de finanzas corporativas (Ross Westerfield, 2013) recomiendan, dentro del análisis, cuantificar a través de indicadores como liquidez, deuda, rotación de cartera, entre otros, el comportamiento de los clientes, lo cual permite presentar a través de valores numéricos una radiografía de la condición actual de la organización.

Los estudios de *credit score* son una herramienta útil para este tipo de análisis, estos inician en los años 60 con Myers y Forge (1963) y Altman (1968), quienes identifican la bancarrota que resulta de los impagos de los clientes (empresas) analizados; en los años 70, Orgler (1970) y Apilado *et al* (1974) buscan la implicación de impagos de los riesgos financieros de los clientes. Por su parte, Wiginton (1980) examina la eficacia de los modelos *Logit*, encontrando un mayor nivel de predicción y eficientes procesos de sensibilidad y estimación de los análisis discriminantes. Para los años 90, Glorflod (1990), Crook *et al* (1992), Zhai y Russell (1999) enfocan sus estudios en la comparación de metodologías matemáticas y econométricas, las cuales ofrecen resultados óptimos de discriminación.

En este contexto, el objetivo de este análisis es obtener, mediante el modelo logístico, la probabilidad de impago individual de cada uno de los clientes de EMMESA S.A a partir de variables socioeconómicas que se describen en el método de solución.

## **2. Marco conceptual**

Obtener un modelo para el análisis del factor de riesgo por el no pago del servicio de energía de los clientes de la empresa EMMESA, particularmente de los municipios de Popayán y Puracé, implica la revisión de dos aspectos fundamentales que se describen a continuación.

## 2.1. Factores de riesgo del sector eléctrico

Dada la actividad desarrollada por EMMESA, es claro que se enfrenta a distintos tipos de riesgo, los cuales deben ser previstos con el fin de evitar que se altere el equilibrio económico. Así, las empresas prestadoras de servicios públicos se ven obligadas a estimar todos los posibles factores de riesgo, representados en el Gráfico 1, los cuales se sustentan en el documento Conpes 3714 (2011).

**Gráfico 1.** Tipos de riesgos

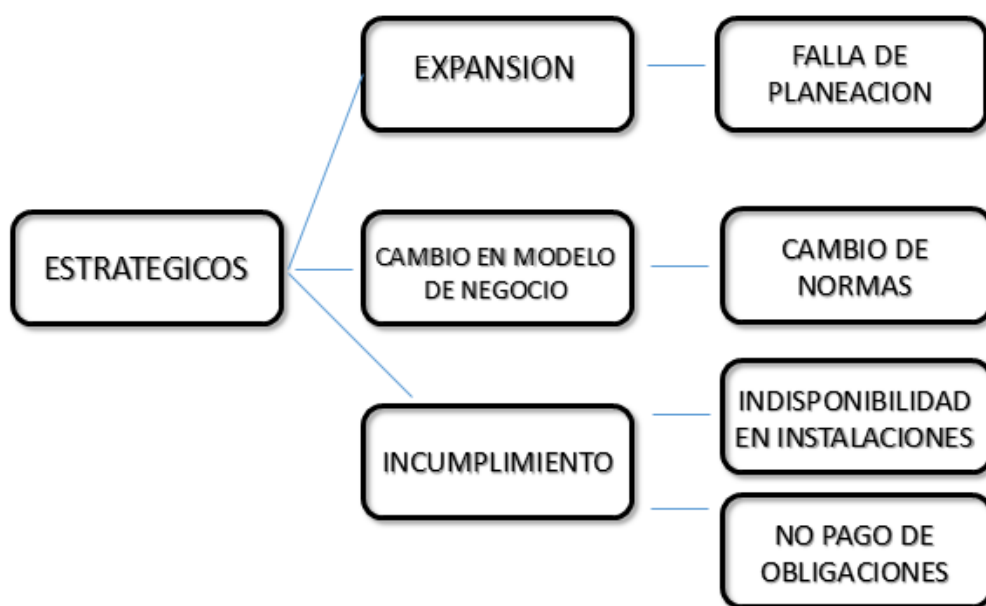


Fuente: Conpes 3714 (2011)

Como es posible apreciar, los riesgos a los que se exponen las empresas prestadoras de servicios públicos son diversos y depende del área administrativa encargada darle un manejo adecuado, a fin de continuar operando para satisfacer las necesidades de los clientes

y obtener rentabilidad. Al respecto, Gallo (2016) habla acerca de factores de riesgo estratégicos y operacionales, los cuales pueden observarse en los gráficos 2 y 3 respectivamente.

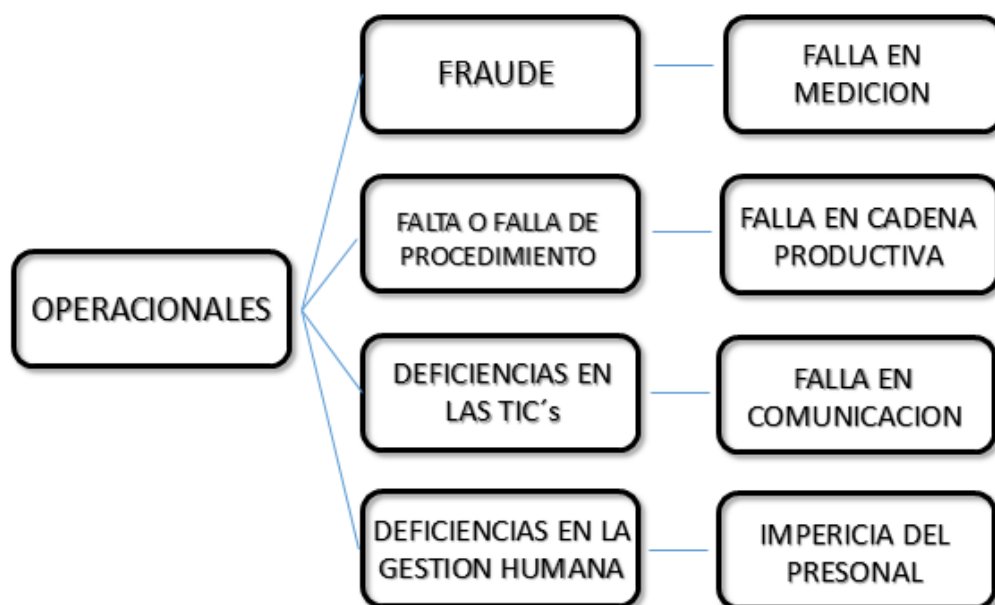
**Gráfico 2.** Riesgos estratégicos del sector eléctrico



Fuente: Gallo (2016)

Como se observa en el gráfico anterior, el incumplimiento deriva en indisponibilidad de instalaciones y en no pago de obligaciones. Esta situación es descrita por Bernal (2012), quien refiere al riesgo como la probabilidad de ocurrencia de no pago y con ello la exposición a pérdidas económicas.

**Gráfico 3.** Riesgos operacionales del sector energético



Fuente: Gallo (2016)

Ahora bien, al contextualizar esta información con los dos municipios en cuestión, Popayán y Puracé, es posible encontrar que la cobertura de servicio eléctrico en este último, según el informe del Plan de Desarrollo Departamental (2016), es del 83.7%, parte a cargo de una empresa particular, desde 1928, que genera 3 MW con cobertura del 40% para 1.300 viviendas, 780 en Coconuco y 520 en Puracé.

Algunos de los riesgos en el servicio prestado en los municipios de Popayán y Puracé se originan en factores sociales, ambientales, operacionales y financieros. Los primeros se deben a que la región caucana, en general, ha sido por muchos años una tierra con inestabilidad política, lo que se origina en los movimientos sociales, la presencia de grupos

armados ilegales y a las distintas manifestaciones de violencia sociopolítica (González, 2014).

Entre tanto, los riesgos financieros se encuentran representados en la naturaleza humilde de los usuarios, que en su condición campesina e indígena derivan su sustento de la tierra y difícilmente logran suplir todas sus necesidades con los ingresos que ésta les provee. No obstante, las empresas prestadoras del servicio deben operar y propender por mantener un nivel de rentabilidad mientras sobrellevan los costos asociados, los cuales son descritos por Chisari, Pardina y Rossi (1999) como operativos y de capital.

## **2.2. Modelo Matemático Propuesto**

Teniendo como base que para las empresas del sector energético es fundamental implementar procedimientos y estrategias que mitiguen sus riesgos financieros, debido a factores relacionados con el pago de sus clientes, es importante establecer relaciones econométricas que faciliten los análisis y permitan identificar la eficiencia del servicio frente a diversas variables como el manejo de personal, el horario de operaciones, las inversiones en tecnología, la estructura organizacional y las condiciones de pago, entre otras.

Los modelos econométricos sirven para identificar cómo se debe incrementar o disminuir la producción, para el caso de este estudio propuesto como una forma de enfrentar el riesgo que deriva del no pago percibido entre los usuarios.

En el análisis de riesgo de crédito se consideran modelos logísticos para la estimación de probabilidades de incumplimiento de acuerdo a (Berberena, 2002).

Se calcula la probabilidad de impago, para lo cual la variable objetivo toma el valor de 1 cuando el cliente presenta evento de incumplimiento.

$$P(\text{impago}) = \frac{1}{1 + e^{-(\alpha + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k)}}$$

**P (pago):** Probabilidad de impago de un cliente de EMMESA.

**X<sub>i-k</sub>:** Variables explicativas.

**A:** Constante del modelo.

**B<sub>i-k</sub>:** Coeficiente de regresión asociado a la variable explicativa.

Adicionalmente, existen diferentes tipos de metodologías que pueden ser comparadas con los modelos *Logit* como lo muestran los trabajos de Pérez y Fernández (2005) en el que usan redes neuronales; Bellotti y Crook (2007) con el análisis de supervivencia; Kocenda y Vojtek (2009) comparan un modelo *Logit* con un modelo CART; Peña *et al* (2011) quienes realizan un *credit score* con ANOVA (*Análisis of Variance*) y, finalmente, Ochoa *et al* (2010) y Moreno (2014) quienes comparan los modelos *Logit* con *Probit*, redes neuronales y *Logit* mixtos, dando lugar a un resultado similar de los modelos logísticos para este tipo de estudios.

Así mismo, se consideran como hipótesis de los modelos econométricos:

- Las posibilidades de reducción de costo en un sector se asocian a su estructura de costos.



- Las mejoras en capital humano generan eficiencias en el interior de las empresas.
- El progreso técnico, y en particular la innovación, se incorpora a los equipos productivos, generando posibilidades de mejora para las empresas intensivas en capital. Es decir, las inversiones en innovación son importantes para las empresas y mejoran la estructura de costos de las mismas.
- Los adelantos organizacionales se difunden en el medio, otorgando oportunidades de mejora a las empresas.

Los efectos de desarrollo de la industria de la información y la computación afectan por igual a todos los sectores, generando un potencial de crecimiento de la productividad que los beneficia a todos. (Ramírez, 2010, p. 23)

### **3. Definición del Problema**

El riesgo de crédito es un factor de importancia para las empresas, este es clasificado en riesgo de impago y de calificación; el primero es aquel donde el deudor no realiza sus pagos a tiempo; y el segundo asume la calidad crediticia de la persona o un grupo de personas. Como factor de análisis los *scoring* y *rating's* califican el nivel de riesgo de impago de los clientes y reportan las características personales que pueden influenciar dicho impago, sea de un cliente o de una cartera de clientes (Rayo *et al*; 2010).

La empresa de energía en cuestión puede sacar un gran beneficio de los modelos econométricos, en la medida que puede establecer cuáles son las necesidades de su capital humano y de sus clientes para poder subsanarlas y generar empatía con la empresa. De

igual modo, podrá constituir su estructura de costos para determinar en dónde hacer ajustes o mejoras. Los progresos técnicos, en un sector como el energético, redundan en beneficios económicos, pues la inversión en tecnología puede garantizar eficiencia en la transmisión de la energía, así como en la regularización de cobros. De otro lado, la revisión constante de la estructura organizacional, a la luz de las necesidades del contexto y los requerimientos del Estado, permite a la empresa generar beneficios, tanto en su campo de acción como para su personal.

Tal como lo sostiene Nava (2009), teniendo en cuenta los cambios que se están dando tanto a nivel tecnológico como en el entorno y al interior de las empresas, se hace necesario que las diferentes unidades empresariales trabajen de manera coordinada y estudien dichos cambios, con el fin de gestionar de una forma más adecuada sus recursos financieros y que respondan a los objetivos de la empresa.

Por último, se presenta el modelo Montecarlo, el cual posee una forma de simulación muy oportuna para el desarrollo de esta propuesta, dado que consiste en crear escenarios que permiten obtener con los riesgos de pago un valor de las pérdidas esperadas en razón a las probabilidades de *default* de sus clientes.

De Lara (2005), considera que esta es una ecuación recursiva, pues permite crear escenarios con alrededor de 10.000 números aleatorios, haciéndolo muy oportuno para determinar el valor de riesgo, de allí el interés en aplicarlo durante esta investigación.

## **4. Método de solución**

La recopilación de información se obtuvo mediante la ayuda del área de facturación de EMMESA, en donde se suministraron datos de todos sus clientes durante un periodo de 3 años.

Para la definición de la variable explicada (endógena) se elige la condición de incumplimiento en el pago del servicio de energía, utilizando variables explicativas (exógenas) que estén relacionadas entre sí por condiciones económicas y sociales, seleccionando el sector residencial que suma un total de 936 clientes, en donde la condición de impago es definida como una variable DUMMY, en este caso 1, y la condición de pago de un usuario sin mora mediante la variable DUMMY 0.

### **4.1. Selección de variables**

Teniendo en cuenta que el objetivo es tener una variable que explique la condición de impago (variable endógena) a través de otras variables explicativas (exógenas), se inicia el proceso de recolección de datos para iniciar la clasificación de variables.

Para el desarrollo del trabajo fue necesario solicitar a EMEESA la información de cada ciclo de facturación por mes. Cada ciclo está dado por mes de consumo, en donde se encuentra toda la información por usuario definido a través de su respectivo código. Igualmente, se tiene clasificado por ciclo de ruta, código de ruta, dirección, tipo de uso, estrato, consumo mes, lectura, consumo, cargo, deuda y total facturado.

Se realiza selección de las variables identificando condiciones económicas y sociales, las cuales puedan diferenciar explicativamente la situación de incumplimiento en el pago del servicio de energía prestado por EMEESA.

#### **4.1.1. Variable explicada (Endógena)**

La variable objetivo es definida como la condición de impago de cada uno de los usuarios de EMEESA, tomando como condición de usuario moroso aquel que tenga dos o más meses de mora por año. En este análisis se tienen en cuenta la condición de pago de 24 meses, en donde la variable explicada en la hoja de cálculo es nombrada como *variable type*.

#### **4.1.2. Variables explicativas**

Ciclo	(X1)	Sector poblado
Uso	(X2)	Tipo de uso
Ingreso	(X3)	Nivel de ingresos
Estrato	(X4)	Estrato socioeconómico
Hijos	(X5)	Número de hijos
Consumo	(X6)	Rango de consumo

Esta es la definición de las variables iniciales que se discriminan en la Tabla 1

**Tabla 1.** Variables iniciales

<b>Código Interno</b>	<b>X1 Población</b>	<b>X2 Uso</b>	<b>X3 Estrato</b>	<b>X4 Ingresos</b>	<b>x5 # hijos</b>	<b>X6 consumo</b>
1010001	1	3	1	1	3	4
1010002	1	3	1	1	4	4
1010003	1	3	1	1	3	3
1010004	1	3	1	1	3	4

Fuente: Elaboración propia

## **5. Análisis de comportamiento de pago mediante estadística descriptiva.**

Como preámbulo a la resolución del ejercicio mediante modelos econométricos, es importante la aplicación de estadística descriptiva a los datos recolectados, con el fin de dar un tratamiento a los mismos y orientar condiciones en cada periodo. Mediante la estadística se observaron datos claves como el valor de ingresos de la compañía vía factura, transición año tras año del comportamiento individual de cada cliente en sus pagos, meses de mayor impago, promedios de consumo por cada estrato, evolución de ingresos según estrato social, etc.

Es preciso plantear que el objetivo de la estadística descriptiva en el desarrollo de este trabajo es identificar el comportamiento de pago de cada usuario en cada ciclo, definiendo por cada año los usuarios morosos a partir de dos condiciones morosas por año, y con ello establecer el comportamiento anual como se observa en la Tabla 2. Así, se obtienen valores de media, desviación, promedios etc.

**Tabla 2.** Comportamiento de pago por año

Código Interno	X1	X2	X3	X4	x5	X6	2014	2015	2016
	Población	Uso	Estrat	Ingresos	hijos	consumo	# impagos 2014	# impagos 2015	# Impagos 2016
1010001	1	3	1	1	3	4	2	3	1
1010002	1	3	1	1	4	4	7	6	2
1010003	1	3	1	1	3	3	7	4	2
1010004	1	3	1	1	3	4	2	1	3

Fuente: Elaboración propia

Para observar el comportamiento en los pagos mensuales, se recurre a la estadística descriptiva, con el fin de verificar tendencias y encontrar aspectos relevantes en la puntualidad de pagos de la empresa durante los años 2014, 2015 y 2016 (Tabla 3).

**Tabla 3.** Puntualidad en los pagos años 2014, 2015 y 2016

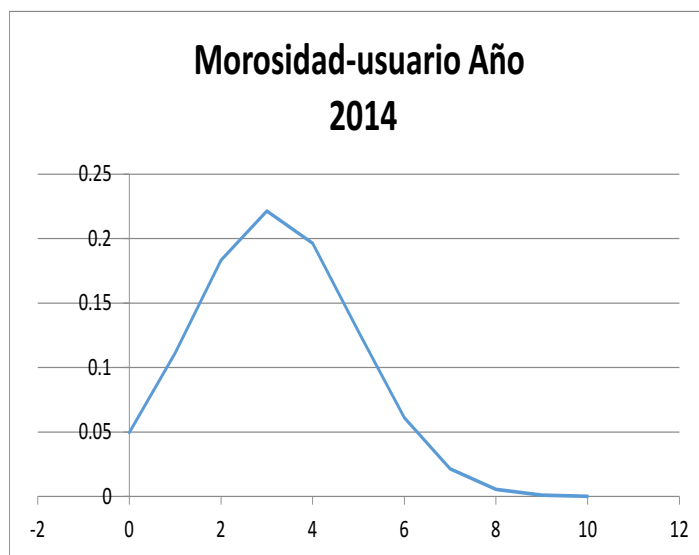
# impagos 2014		# impagos 2015		# Impagos 2016	
Media	3.112179487	Media	2.409188034	Media	2.040598291
Error típico	0.058813679	Error típico	0.08043628	Error típico	0.073629108
Mediana	3	Mediana	2	Mediana	1
Moda	3	Moda	0	Moda	0
Desviación estándar	1.799352573	Desviación estándar	2.460876976	Desviación estándar	2.252617554
Varianza de la muestra	3.237669683	Varianza de la muestra	6.05591549	Varianza de la muestra	5.074285845
Curtosis	0.094364798	Curtosis	0.132315689	Curtosis	0.466921333
Coeficiente de asimetría	0.546951971	Coeficiente de asimetría	0.937980549	Coeficiente de asimetría	1.076840636
Rango	10	Rango	11	Rango	11
Mínimo	0	Mínimo	0	Mínimo	0
Máximo	10	Máximo	11	Máximo	11
Suma	2913	Suma	2255	Suma	1910
Cuenta	936	Cuenta	936	Cuenta	936
Nivel de confianza (95,0%)	0.115422104	Nivel de confianza (95,0%)	0.157856554	Nivel de confianza (95,0%)	0.144497449
Promedio	3.112179487		2.40918803		2.04059829
Desv. Estándar	1.798391124		2.45956205		2.25141391

Fuente: Elaboración propia

De los resultados obtenidos se observa una reducción en la cantidad de facturas morosas durante el periodo 2014 -2016, de 2913 facturas morosas a 1910, situación que representa una mejora en el comportamiento de pago. Éste puede ser atribuido a un mejoramiento en el ingreso, debido a la inversión del Estado en las vías intermunicipales entre los departamentos de Huila y Cauca, lo cual genera trabajo para los habitantes de la región.

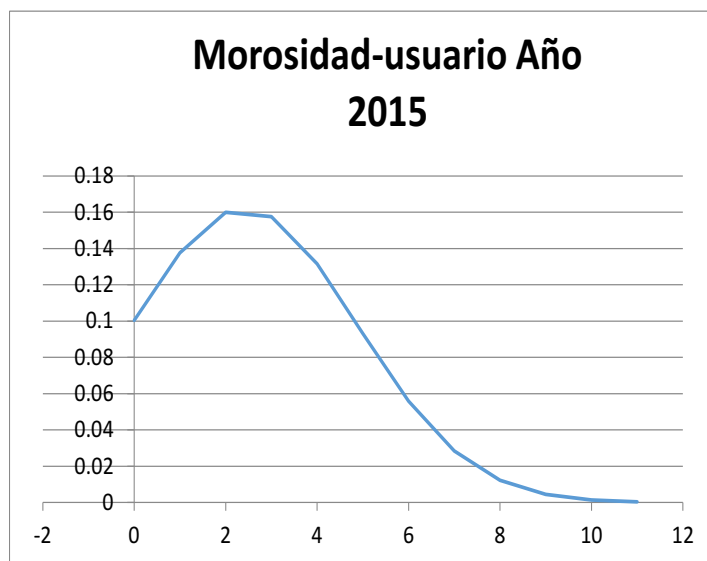
Los resultados muestran reducción en el promedio de número de impagos por año, pasando de 3,11 en el 2014 a 2,04 en el 2016 (Gráficos 4, 5 y 6). Igualmente se observa como la moda en el 2014 fue 3 y tiene un cambio al 2016 de 0, lo que indica que la gran mayoría de clientes no presenta mora y la concentración de morosos está en pocos usuario con un número de facturas alto.

**Gráfico 4.** Morosidad usuario año 2014



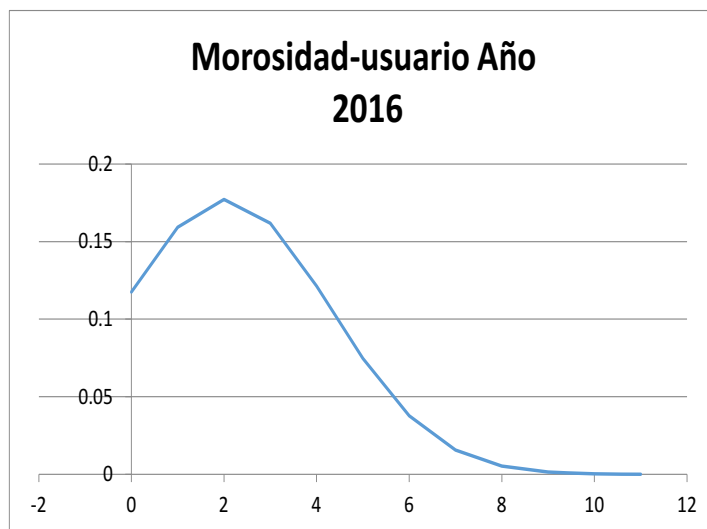
Fuente: Elaboración propia

**Gráfico 5.** Morosidad usuario año 2015



Fuente: Elaboración propia

**Gráfico 6.** Morosidad usuario año 2016



Fuente: Elaboración propia



Esta mejora en los resultados se debe a las políticas de corte y suspensión del servicio, mediante el aumento de actividades a través de las brigadas destinadas a estas labores específicas.

Es necesario también el análisis del comportamiento histórico, a través de matrices de transición acerca de cómo se comporta el fenómeno de impago a través de cada uno de los años, con el fin de observar la estadística de qué número se mantiene en condición de morosidad tal como se indica en la Tabla 4, en donde se realiza un análisis de transición de cada usuario en cada uno de los meses del año 2016, cuántos cambian de morosos a normales y viceversa.

**Tabla 4.** Cuantificación de impagos usuarios año 2016

2016												
ENE	FEBR	MAR	ABR	MAY	JUN	JUL	AGO	SEPT	OCT	NOV	DIC	2016
impago	impago	impago	impago	impago	impago	impago	impago	impago	impago	impago	impago	# impagos 2016
0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1
0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	2
0	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	2
1	1	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	3

Fuente: Elaboración propia

Adicionalmente, en la Tabla 5 se indica cómo cambia la condición de morosos a normales y viceversa, y cuántos se mantienen en condición normal o morosos.

**Tabla 5.** Transición mes a mes por usuario

Transición en el comportamiento de pagos 2016										
ene feb	feb mar	mar abr	abr may	may jun	jun jul	jul agos	agos sept	sep oct	oct nov	nov dic
0-1	1-0	0-1	1-0	0-0	0-0	0-0	0-0	0-0	0-0	0-1
1-0	0-1	1-0	0-0	0-1	1-1	1-0	0-1	1-0	0-1	1-0
0-0	0-0	0-1	1-0	0-1	1-0	0-0	0-1	1-0	0-1	1-0
0-0	0-0	0-0	0-0	0-0	0-0	0-0	0-0	0-0	0-1	1-0

Fuente: Elaboración propia

Con el análisis anterior se obtienen los porcentajes de comportamiento de transición del periodo 2016, que igualmente puede ser evaluado en cada uno de los años de interés. En la Tabla 6 se presentan los respectivos porcentajes.

**Tabla 6.** Porcentajes de transición año 2016

	ene feb	feb mar	mar abr	abr may	may jun	junio jul	jul agos	agos sept	sep oct	oct nov	nov dic	Totales
0-0	586	600	604	595	601	602	620	604	633	645	624	6714
0-1	153	111	146	129	143	126	146	143	126	135	155	1513
1-0	125	150	120	149	127	164	127	155	147	134	126	1524
1-1	72	75	66	63	65	44	43	34	30	22	31	545
Subt	936	936	936	936	936	936	936	936	936	936	936	10296
PORCENTAJES												
0-0	62.6%	64.1%	64.5%	63.6%	64.2%	64.3%	66.2%	64.5%	67.6%	68.9%	66.7%	65.2%
0-1	16.3%	11.9%	15.6%	13.8%	15.3%	13.5%	15.6%	15.3%	13.5%	14.4%	16.6%	14.7%
1-0	13.4%	16.0%	12.8%	15.9%	13.6%	17.5%	13.6%	16.6%	15.7%	14.3%	13.5%	14.8%
1-1	7.7%	8.0%	7.1%	6.7%	6.9%	4.7%	4.6%	3.6%	3.2%	2.4%	3.3%	5.3%

Fuente: Elaboración propia

## 5.1 Modelos Logit

Los modelos *Logit* son considerados como una herramienta para la estimación de la probabilidad de un suceso, además de identificar los factores de riesgo que determinan las probabilidades. La modelización *Logit* puede ser similar a una regresión tradicional, a diferencia de que *Logit* presenta una función logística en vez de una lineal.

Según el estudio de la literatura, se manifiesta que los modelos *Logit* cumplen los supuestos matemáticos de relación binomial, los cuales son más adecuados que los modelos discriminatorios clásicos basados en modelos lineales probabilísticos. Además de esto, dichos modelos son más ajustados, de más fácil interpretación y desarrollo que aquellos de regresión lineal probabilísticos.

Como características generales de un modelo *Logit* se tienen las siguientes:

- A pesar de que el modelo transformado es lineal en las variables, las probabilidades no son lineales.
- El modelo *Logit* supone que el logaritmo de la razón de probabilidades está linealmente relacionado con las variables explicativas.
- En el modelo *Logit* los coeficientes de regresión expresan el cambio en el logaritmo de las probabilidades cuando una de las variables explicativas cambia en una unidad, permaneciendo constantes las demás (Gujarati, 2010).

Es por ello que para la estimación de la probabilidad de impago de un cliente, en este caso de la empresa de energía EMMESA, se describe como el cálculo de la regresión logística de un grupo de variables, y como prueba de eficiencia se distribuye la base de datos en dos

grupos, el primero de entrenamiento (75%) según Tabla 7 y el segundo de testeo (25%) según Tabla 8.

**Tabla 7.** Estadística con el 75% de datos

ESTADISTICA CON EL 75%							
	X1	X2	X3	X4	X5	X6	type
1	13	669	47	79	81	587	498
2	507	1	32	611	292	79	206
3	184	15	369	14	54	12	704
4	0	19	242	0	31	26	
5	0	0	12	0	3	0	70.7%
6	0	0	2	0	0	0	29.3%
PORCENTAJES							
1	2%	95%	7%	11%	18%	83%	
2	72%	0%	5%	87%	63%	11%	
3	26%	2%	52%	2%	12%	2%	
4	0%	3%	34%	0%	7%	4%	
5	0%	0%	2%	0%	1%	0%	
6	0%	0%	0%	0%	0%	0%	

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 8.** Estadística con el 25% de datos

ESTADISTICA CON EL 25%							
	X1	X2	X3	X4	X5	X6	type
1	5	220	17	28	26	198	167
2	174	1	11	198	101	24	65
3	53	6	118	6	17	2	232
4	0	5	80	0	7	8	
5	0	0	5	0	1	0	72.0%
6	0	0	1	0	0	0	28.0%
PORCENTAJES							
1	2%	95%	7%	12%	17%	85%	
2	75%	0%	5%	85%	66%	10%	
3	23%	3%	51%	3%	11%	1%	
4	0%	2%	34%	0%	5%	3%	
5	0%	0%	2%	0%	1%	0%	

6	0%	0%	0%	0%	0%	0%	
---	----	----	----	----	----	----	--

Fuente: Elaboración propia

## 6. Resultados

Se lleva a cabo el proceso de regresión logística, en el cual se identifican las variables que tienen relación con el evento de impago. Este proceso se lleva a cabo hasta encontrar las variables que tienen significancia estadística. Se realiza un proceso de categorización de variables (Tabla 9) en donde se obtienen las siguientes 24 clasificaciones:

**Tabla 9.** Categorización de variables

Variable	Nombre	Descripción de variable
X1	x1 Ciclo 1	Municipio Popayán
X1	X1 Ciclo 2	Coconuco
X1	X1 Ciclo 3	Municipio Puracé
X2	X2 USO 1	Residencial en zona rural
X2	X2 Uso 2	Residencial en sector poblado
X2	X2 Uso 3	Residencial en Popayán
X3	X3 Estrato 1	Estrato socioeconómico 1
X3	X3 Estrato 2	Estrato socioeconómico 2
X3	X3 Estrato 3	Estrato socioeconómico 3
X3	X3 Estrato 4	Estrato socioeconómico 4
X4	X4 Ingresos 1	Ingreso menor a 1 SMML
X4	X4 Ingresos 2	Ingreso entre 1 y 2 SMML
X4	X4 Ingresos 3	Ingreso mayor a 2 SMML
x5	X5 # hijos 1	Personas a cargo esposa mas 1 hijo
x5	X5 # hijos 2	Personas a cargo esposa más 2 hijos
x5	X5 # hijos 3	Personas a cargo esposa más 3 hijos
x5	X5 # hijos 4	Personas a cargo esposa más 4 hijos
x5	X5 # hijos 5	Personas a cargo esposa más 5 hijos
X6	X6 consumo 1	Consumo promedio menor a 100KWH/Mes
X6	X6 consumo 2	Consumo promedio entre 200 y 300 KWH/Mes
X6	X6 consumo 3	Consumo promedio entre 100 y 200 KWH/Mes

X6	X6 consumo 4	Consumo promedio mayor a 300KWH/Mes
----	--------------	-------------------------------------

Fuente: Elaboración propia

Mediante el software *R STUDENT* se obtienen inicialmente los resultados estadísticos, para las 24 variables categorizadas intercepto y coeficientes Beta, como también los resultados para las variables originales tal como se muestra en el Anexo 1 de las iteraciones realizadas. Se observa la relación de las variables Ciclo (X1), Uso(X2) y Rango de consumo (X6) con la explicación del evento de incumplimiento, para lo cual se lleva a cabo regresiones en *R STUDENT* obteniendo los resultados registrados en la Tabla 10.

**Tabla 10.** Coeficientes obtenidos

<b>Intercepto</b>	3,1352
<b>X1</b>	-0,9304
<b>X2</b>	-0,4604
<b>X6</b>	0,3149

Fuente: Elaboración propia

Ecuación logística obtenida:

$$P(\text{impago}) = \frac{1}{1 + e^{-(3.1352 - 0.9304X1 - 0.4604X2 + 0.3149X6)}}$$

Una vez definido el modelo con las variables que explican la ocurrencia del evento, según Tabla 11, se obtienen los valores de probabilidad de incumplimiento con el modelo logístico para cada uno de sus usuarios, como se indica en la Tabla 12.

**Tabla 11.** Intercepto y coeficientes Beta (12 de los 936 clientes)

N orden	Aleatorio	intercepto	X1	X2	X6
1	0.65705804	3.1352	-0.9304	-0.4604	0.3149
2	0.2300856	3.1352	-0.9304	-0.4604	0.3149
3	0.04276509	3.1352	-0.9304	-0.4604	0.3149
4	0.3860419	3.1352	-0.9304	-0.4604	0.3149
5	0.48970396	3.1352	-0.9304	-0.4604	0.3149
6	0.39342286	3.1352	-0.9304	-0.4604	0.3149
7	0.77749425	3.1352	-0.9304	-0.4604	0.3149
8	0.64331612	3.1352	-0.9304	-0.4604	0.3149
9	0.23904049	3.1352	-0.9304	-0.4604	0.3149
10	0.45060328	3.1352	-0.9304	-0.4604	0.3149
11	0.91366869	3.1352	-0.9304	-0.4604	0.3149
12	0.94221121	3.1352	-0.9304	-0.4604	0.3149

Fuente: Elaboración propia

**Tabla 12.** Resultados probabilidad de incumplimiento (12 clientes de los 936)

cliente	Z	type	pi
1	2.0832	1	0.11074045
2	2.0832	1	0.11074045
3	1.7683	1	0.14575387
4	2.0832	1	0.11074045
5	2.0593	1	0.11311604
6	2.3742	1	0.08516135
7	2.3742	1	0.08516135
8	2.0832	1	0.11074045
9	2.0832	1	0.11074045
10	1.1385	0	0.24259587
11	1.1385	1	0.24259587
12	1.4534	0	0.18947885

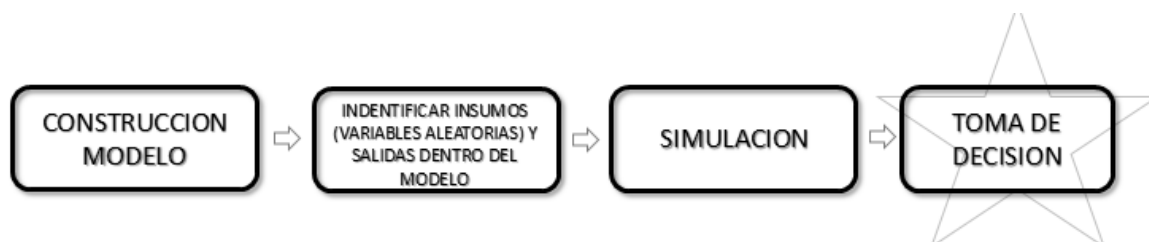
Fuente: Elaboración propia

### 6.1.1 Simulación de Montecarlo

La simulación de Montecarlo es un método matemático que usa números aleatorios y probabilidad para entender el impacto del riesgo en un modelo de la realidad, particularmente el valor esperado de pérdida por el no pago de usuarios en EMMESA es el objetivo final.

Este modelo se trabaja en una hoja de cálculo con celdas interrelacionadas, donde algunas de éstas estaban bajo control y otras no, además las celdas fueron sujetas a perturbaciones aleatorias.

**Grafico 7:** Elementos de la simulación de Montecarlo



Fuente: Elaboración propia.

El modelo Montecarlo define la Pérdida Esperada:  $P = P * D * LGD * EAD$

Para la simulación Montecarlo se contempla como variable de entrada la función logística que arroja las condiciones de riesgo de los clientes de EMMESA, del modelo anterior la probabilidad de impago de cada cliente. Las variables más significativas que se toman para la función logística son: ciclo de ruta, uso y consumo, con lo que se obtiene la probabilidad de impago para cada cliente y que para efectos de la simulación Montecarlo se define como la probabilidad de *Default* **PD**.



**EAD:** La exposición al *Default* que es el monto máximo que se puede perder por impago (riesgo total), es calculada en el presente análisis para cada usuario con los promedios del facturado de un mes para cada estrato.

**LGD:** Pérdidas dado el incumplimiento, para el caso en particular supone una tasa de recuperación del 40% y unos gastos jurídicos del 10%. Entonces  $LGD = (1 - 0,4 - 0,1) = 50\%$

Se corre el modelo Montecarlo con 10 mil iteraciones para cada uno de los 936 usuarios objeto de análisis, en un ciclo de facturación del año 2016 tal como se indica en Tabla 13.

Las variables se encuentran en el Anexo 2.

**Tabla 13.** Resultado cálculo de pérdidas

Cliente	Perdida \$	PD=E(D)	S	LGD	EAD	PD*F=E(D/F)	Default
1	999.5215849	0.11074045	4	0.5	18051.6082	0.15206092	1
2	999.5215849	0.11074045	4	0.5	18051.6082	0.15206092	1
3	1315.545858	0.14575387	4	0.5	18051.6082	0.20013887	0
4	2123.305961	0.11074045	3	0.5	38347.4333	0.13272551	0
5	2168.854813	0.11311604	3	0.5	38347.4333	0.13557272	0
6	1632.859621	0.08516135	3	0.5	38347.4333	0.10206825	0
7	1632.859621	0.08516135	3	0.5	38347.4333	0.10206825	0
8	2123.305961	0.11074045	3	0.5	38347.4333	0.13272551	0
9	2123.305961	0.11074045	3	0.5	38347.4333	0.13272551	1
10	4651.464453	0.24259587	3	0.5	38347.4333	0.2907579	0
934	4066.461454	0.45053731	4	0.5	18051.6082	0.44021603	1
935	4066.461454	0.45053731	4	0.5	18051.6082	0.44021603	0
936	3661.366651	0.19095759	3	0.5	38347.4333	0.10400132	0
PERDIDAS \$ 8,790,024							

Fuente: Elaboración propia

## 7. Conclusiones y Recomendaciones

- Se establece un modelo a través de las variables obtenidas, el cual permite estimar el cálculo de probabilidad de impago y de pérdidas esperadas en uno de los ciclos del año 2016, lo que brinda una herramienta útil para sus presupuestos.

En el modelo econométrico utilizado se observa que en el caso de EMEESA, empresa dedicada a la prestación del servicio público de energía, la variable que más peso tuvo en el modelo fue la variable de rango de consumo, efecto que se explica en el hecho de que la variable es directamente proporcional al valor de la factura.

Para EMEESA es importante proporcionar a sus clientes programas de capacitación en los temas de uso racional de energía, con lo cual lograría que se reduzca el consumo y, a su vez, el valor de las facturas; además de lograr mejoras en las condiciones de pago. Esto obedece a que la variable de consumo es la que más peso tiene al momento de valorar el impago de la empresa.

- Las variables de ciclo, estrato, uso y número de hijos no presentan relevancia para la explicación del comportamiento analizado, por lo cual se considera que la empresa EMMESA no puede ser analizada en las mismas condiciones de las entidades financieras, bajo los mismos esquemas de calificación.
- Se observa el cambio en el comportamiento de pago en el año 2016 para cada mes, como se presentan los cambios de estado entre normal y moroso, identificando que un 65.2% de los usuarios al final de año mantienen su condición de normalidad, mientras que un 14.7% pasan de normal a morosos durante el año. El 14.8% pasan de morosos a normales y el

restante 5.3% mantienen la condición de morosos. Esta evaluación por mes es un buen mecanismo para verificar en cada año dicho comportamiento.

Con este modelo logístico EMEESA obtiene la probabilidad de incumplimiento individual de sus clientes, calificación que permite a la empresa determinar, en caso de financiar deudas, quiénes presentan condiciones favorables y quiénes no. Adicionalmente, algunas empresas aprovechan las condiciones de infraestructura de facturación y cobro actuales para implementar nuevos negocios como la venta de otros bienes y servicios, teniendo en este caso una fortaleza en la evaluación de sus clientes mediante la metodología desarrollada.

## 8. Referencias

- Bernal, W. (2012). Análisis de la responsabilidad civil de las empresas distribuidoras de energía eléctrica en Colombia. Tesis de maestría. Universidad Javeriana. Ciencias Jurídicas. Consultado el 4 de mayo de 2017, de: <https://repository.javeriana.edu.co/bitstream/handle/10554/5959/BernalRuizWilliamAntonio2012.p>
- Caridad, J. M. (1998). Econometría. Modelos econométricos y series temporales con los paquetes uTSP y TSP. España: Reverté.
- Chaparro, E. y Felizzola, Y. (2006). *Evaluación del desempeño de la regulación en el sector eléctrico colombiano: análisis de la transparencia, capacidad, participación y la rendición de cuentas del regulado* (Tesis de pregrado). Universidad Industrial Santander, Bucaramanga, Colombia.

Chisari, O. O., Pardina, M. A. R., & Rossi, M. A. (1999). El costo de capital en empresas reguladas: incentivos y metodología. *Desarrollo Económico*, 38 (152), 953-984.

Consejo Nacional de Política Económica y Social. (2011). Documento Conpes 3714. Del riesgo previsible en el marco de la política de contratación pública. Consultado el 7 de mayo de 2017, de: <https://www.colombiacompra.gov.co/sites/default/files/normativas/conpes3714.pdf>

De Lara, A. (2005). *Medición y control de riesgos financieros*. México: Editorial Limusa.

Ferro, G., Lentini, E., & Romero, C. (2011). *Eficiencia y su medición en prestadores de servicios de agua potable y alcantarillado*. Naciones Unidas. Comisión Económica para América Latina y el Caribe. Consultado el 13 de marzo de 2017, de: [http://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/37287/LCW385\\_es.pdf?sequence=1&isAllowed=y](http://repositorio.cepal.org/bitstream/handle/11362/37287/LCW385_es.pdf?sequence=1&isAllowed=y)

Gallo, A. (2016). *Factores de riesgo en el sector eléctrico*. Universidad del Valle. Consultado el 20 de abril de 2017, de: [https://campusvirtual.univalle.edu.co/moodle/pluginfile.php/977648/mod\\_resource/content/1/Exposici%C3%B3n%20de%20Factores%20de%20Riesgo.pdf](https://campusvirtual.univalle.edu.co/moodle/pluginfile.php/977648/mod_resource/content/1/Exposici%C3%B3n%20de%20Factores%20de%20Riesgo.pdf)

González, M. (2014). *Informe público de rendición de cuentas unidad de restitución de tierras territorial Cauca*. Ministerio de Agricultura. Consultado el 21 de febrero de 2017, de: <https://www.restituciondetierras.gov.co/documents/10184/680522/Cauca+Informe+Previo+2013.pdf/58d42fd6-8326-4437-ae18-5bb08f0d77f5>

- Gonzalez, Y. & Carrascal, U. (2001). *Análisis econométrico con Eviews*. México: Alfaomega
- Maddala, G. S. (1977). Self-selectivity problems in econometric models. *Applications of Statistics. Value in Health*, 8 (6), 351-366.
- Medina, S. y Restrepo, J. (2013). Estimación de la utilidad en riesgo de una empresa de transmisión de energía eléctrica considerando variables económicas. *Cuadernos de Economía*, 32 (59), 103-136.
- Molina, J. (2012). *Mecanismos para la inversión y remuneración de la transmisión de energía eléctrica*. (Tesis de doctorado). Pontificia Universidad Católica de Chile, Santiago, Chile.
- Nava, M. (2009). Análisis financiero: una herramienta clave para una gestión financiera eficiente. *Revista venezolana de Gerencia*, 14 (48), 606-628.
- Perdomo Ipiá, E. & Polindara Solano, E. (2013). *Sistema de gestión de seguridad y salud en el trabajo* (Tesis de pregrado). Fundación Universitaria de Popayán, Colombia.
- Ramírez Pisco, R. (2010). *Regulación de la actividad de la distribución de energía eléctrica* (Tesis de doctorado). Universitat Politècnica de Catalunya. España.
- Rudnick, H., & Zolezzi, J. (2000). Planificación y expansión de la transmisión en mercados eléctricos competitivos. Consultado el 14 de mayo de 2017, de: <http://hrudnick.sitios.ing.uc.cl/paperspdf/sepope%20planif.pdf>

## Anexos

### Anexo 1.

Inicialmente las iteraciones con *R STUDENT* de las variables categorizadas se obtienen de los siguientes datos estadísticos.

type	v1	v2	v3
Min. :0.0000	Min. :0.00000	Min. :0.0000	Min. :0.0000
1st Qu.:0.0000	1st Qu.:0.00000	1st Qu.:0.0000	1st Qu.:0.0000
Median :1.0000	Median :0.00000	Median :1.0000	Median :0.0000
Mean :0.5199	Mean :0.01847	Mean :0.7188	Mean :0.2628
3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:0.00000	3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:1.0000
Max. :1.0000	Max. :1.00000	Max. :1.0000	Max. :1.0000
v4	v5	v6	
Min. :0.0000	Min. :0.000000	Min. :0.00000	
1st Qu.:1.0000	1st Qu.:0.000000	1st Qu.:0.00000	
Median :1.0000	Median :0.000000	Median :0.00000	
Mean :0.9503	Mean :0.001421	Mean :0.02131	
3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:0.000000	3rd Qu.:0.00000	
Max. :1.0000	Max. :1.000000	Max. :1.00000	
v7	v8	v9	
Min. :0.00000	Min. :0.00000	Min. :0.00000	
1st Qu.:0.00000	1st Qu.:0.00000	1st Qu.:0.00000	
Median :0.00000	Median :0.00000	Median :0.00000	
Mean :0.02699	Mean :0.06676	Mean :0.04545	
3rd Qu.:0.00000	3rd Qu.:0.00000	3rd Qu.:0.00000	
Max. :1.00000	Max. :1.00000	Max. :1.00000	
v10	v11	v12	
Min. :0.0000	Min. :0.0000	Min. :0.000000	
1st Qu.:0.0000	1st Qu.:0.0000	1st Qu.:0.000000	
Median :1.0000	Median :0.0000	Median :0.000000	
Mean :0.5241	Mean :0.3438	Mean :0.002841	
3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:0.000000	
Max. :1.0000	Max. :1.0000	Max. :1.000000	
v13	v14	v15	v16
Min. :0.0000	Min. :0.0000	Min. :0.00000	Min. :0.0000
1st Qu.:0.0000	1st Qu.:1.0000	1st Qu.:0.00000	1st Qu.:0.0000
Median :0.0000	Median :1.0000	Median :0.00000	Median :0.0000
Mean :0.1122	Mean :0.8679	Mean :0.01989	Mean :0.1151
3rd Qu.:0.0000	3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:0.00000	3rd Qu.:0.0000
Max. :1.0000	Max. :1.0000	Max. :1.00000	Max. :1.0000
v17	v18	v19	
Min. :0.0000	Min. :0.0000	Min. :0.00000	
1st Qu.:0.0000	1st Qu.:0.0000	1st Qu.:0.00000	
Median :0.0000	Median :0.0000	Median :0.00000	
Mean :0.4148	Mean :0.0767	Mean :0.04403	
3rd Qu.:1.0000	3rd Qu.:0.0000	3rd Qu.:0.00000	
Max. :1.0000	Max. :1.0000	Max. :1.00000	
v20	v21	v22	
Min. :0.000000	Min. :0.0000	Min. :0.0000	
1st Qu.:0.000000	1st Qu.:1.0000	1st Qu.:0.0000	
Median :0.000000	Median :1.0000	Median :0.0000	

Mean	:0.004261	Mean	:0.8338	Mean	:0.1122
3rd Qu.	:0.000000	3rd Qu.	:1.0000	3rd Qu.	:0.0000
Max.	:1.000000	Max.	:1.0000	Max.	:1.0000
v23		v24			
Min.	:0.000000	Min.	:0.000000		
1st Qu.	:0.000000	1st Qu.	:0.000000		
Median	:0.000000	Median	:0.000000		
Mean	:0.01705	Mean	:0.03693		
3rd Qu.	:0.000000	3rd Qu.	:0.000000		
Max.	:1.000000	Max.	:1.000000		

Después de categorizar las variables y ser ampliadas a 24 se corre *R STUDENT* y en su primera iteración no se obtienen resultados importantes de dichas variables, se eliminan algunas y se realizan combinaciones entre variables repitiendo el procedimiento para explicar la variable objetivo, esta iteración es con el 75% de la muestra.

```
Call:
glm(formula = type ~ ., family = "binomial", data = base75)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.1783  -1.1334   0.6262   0.8022   1.6453

Coefficients:
(Intercept)  Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
v1          -17.9766   1455.3978  -0.012  0.9901
v2          -14.5404    684.8999  -0.021  0.9831
v3           1.3242     0.2262   5.855 4.76e-09 ***
v4           1.2668     0.7073   1.791  0.0733 .
v5          15.1161   1455.3977   0.010  0.9917
v6          15.6987    684.8999   0.023  0.9817
v7          -0.4266     1.1808  -0.361  0.7179
v8          -1.0512     1.1652  -0.902  0.3670
v9          -0.7448     1.1024  -0.676  0.4993
v10         16.5349   1455.3976   0.011  0.9909
v11         29.2444  1230.2502   0.024  0.9810
v12         17.5290   1455.3980   0.012  0.9904
v13         17.8407   1455.3980   0.012  0.9902
v14         17.2125   1455.3980   0.012  0.9906
v15         17.6545   1455.3980   0.012  0.9903
v16         32.2376  1615.4929   0.020  0.9841
v17         -0.1805     0.5706  -0.316  0.7518
v18         0.2943     0.6175   0.477  0.6337
v19         1.7634     1.1908   1.481  0.1386
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)
```

Después de no obtener resultados importantes con las variables categorizadas se realiza la iteración con las 6 variables originales, corriendo otra iteración con *R STUDENT*. Se obtienen resultados para 3 variables explicativas tal como se puede observar a continuación.

```
Call:
glm(formula = type ~ ., family = "binomial", data = base75)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.1651  -1.2754   0.6663   0.8098   1.7404

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  3.130502   0.998346   3.136  0.00171 **
x1          -1.164759   0.209608  -5.557 2.75e-08 ***
x2          -0.447407   0.200926  -2.227  0.02597 *
x3          -0.452104   0.303827  -1.488  0.13674
x4           1.059001   0.535524   1.978  0.04798 *
x5          -0.003341   0.129044  -0.026  0.97934
x6           0.283616   0.158311   1.792  0.07321 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 851.1  on 703  degrees of freedom
Residual deviance: 810.0  on 697  degrees of freedom
AIC: 824

Number of Fisher Scoring iterations: 4
```

Por último, con las variables explicativas se corre *R STUDENT* para obtener los coeficientes Beta finales como se indica a continuación.

```
Call:
glm(formula = type ~ ., family = "binomial", data = base75)

Deviance Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.0979  -1.2628   0.7486   0.7486   1.7030

Coefficients:
              Estimate Std. Error z value Pr(>|z|)
(Intercept)  3.1352     0.4702   6.668 2.59e-11 ***
x1          -0.9304     0.1752  -5.310 1.09e-07 ***
x2          -0.4604     0.1671  -2.756  0.00585 **
```



```

x6          0.3149      0.1574    2.001  0.04542 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

(Dispersion parameter for binomial family taken to be 1)

    Null deviance: 851.10  on 703  degrees of freedom
Residual deviance: 815.11  on 700  degrees of freedom
AIC: 823.11

Number of Fisher Scoring iterations: 4

```

## Anexo 2. Resultados obtenidos del modelo Montecarlo

Numero clientes	936
-----------------	-----

ESTRATO	Sigmas	F
1	50%	1.23361096
2	50%	0.769110738
3	50%	0.758884311
4	50%	0.434176108

Correlaciones			
1	-0.59	-0.29	-0.47
-0.59	1	0.1	0.067
-0.29	0.1	1	0.12
-0.47	0.067	0.12	1

Shock Sector	Sin Correlacion	Correlacionado
1	0.669891216	0.669891216
2	0.148866362	-0.275040634
3	-0.099095006	-0.301811872
4	-1.269139599	-1.418610095

Run Montecarlo  
Simulation

Número de Sim	10000
Confianza	99%
PROVISIONES	8,790,024.50
CAPITAL ECONOMICO	8,790,024.50

El valor obtenido de pérdidas, en el caso de EMEESA, asciende a \$ 8.790.04 valor que puede ser utilizado por la empresa como capital económico, para futuras provisiones de capital en sus proyecciones financieras o para efectos presupuestales.